

Jurnal Ilmiah

DASI

DATA MANAJEMEN DAN TEKNOLOGI INFORMASI



STMIK AMIKOM
YOGYAKARTA

VOL. 17 NO. 2 JUNI 2016
JURNAL ILMIAH
Data Manajemen Dan Teknologi Informasi

Terbit empat kali setahun pada bulan Maret, Juni, September dan Desember berisi artikel hasil penelitian dan kajian analitis kritis di dalam bidang manajemen informatika dan teknologi informatika. ISSN 1411-3201, diterbitkan pertama kali pada tahun 2000.

KETUA PENYUNTING

Abidarin Rosidi

WAKIL KETUA PENYUNTING

Heri Sismoro

PENYUNTING PELAKSANA

Kusrini

Emha Taufiq Luthfi

Hanif Al Fatta

Anggit Dwi Hartanto

STAF AHLI (MITRA BESTARI)

Jazi Eko Istiyanto (FMIPA UGM)

H. Wasito (PAU-UGM)

Supriyoko (Universitas Sarjana Wiyata)

Janoe Hendarto (FMIPA-UGM)

Sri Mulyana (FMIPA-UGM)

Winoto Sukarno (AMIK “HAS” Bandung)

Rum Andri KR. (AMIKOM)

Arief Setyanto (AMIKOM)

Krisnawati (AMIKOM)

Ema Utami (AMIKOM)

ARTISTIK

Amir Fatah Sofyan

TATA USAHA

Lya Renyta Ika Puteri

Murni Elfiana Dewi

PENANGGUNG JAWAB :

Ketua STMIK AMIKOM Yogyakarta, Prof. Dr. M. Suyanto, M.M.

ALAMAT PENYUNTING & TATA USAHA

STMIK AMIKOM Yogyakarta, Jl. Ring Road Utara Condong Catur Yogyakarta, Telp. (0274) 884201
Fax. (0274) 884208, Email : jurnal@amikom.ac.id

BERLANGGANAN

Langganan dapat dilakukan dengan pemesanan untuk minimal 4 edisi (1 tahun) pulau jawa Rp. 50.000
x 4 = Rp. 200.000,00 untuk luar jawa ditambah ongkos kirim.

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	i
KATA PENGANTAR	ii
DAFTAR ISI.....	iii
Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor dalam Memprediksi Potensi Calon Kreditur Di KSP Galih Manunggal	1-6
Agung Nugroho (Sistem Informasi STMIK AMIKOM Yogyakarta)	
Implementasi VPN Server dalam Sistem Informasi Apotek (Studi Kasus Integrasi Sistem Informasi Apotek Santi Pontianak).....	7-12
Anang Masykuri ¹⁾ , Ema Utami ²⁾ , Sudarmawan ³⁾ (¹⁾ SMA Negeri 4 Pontianak, ^{2,3)} Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta)	
Perancangan Sistem Informasi Akademik Berbasis Web di Akademi Kesehatan Sapta Bakti Bengkulu	13-20
Andika Wendi Febrian ¹⁾ , Kusri ²⁾ , M. Rudyanto Arief ³⁾ (¹⁾ Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta, ^{2,3)} Magister Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta)	
Image Matting untuk Ekstraksi Objek Rambut pada Citra Digital.....	21-30
Anyan ¹⁾ , Ema Utami ²⁾ , Amir Fatah Sofyan ³⁾ (¹⁾ STKIP Persada Khatlistiwa Sintang, ²⁾ Magister Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta, ³⁾ Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta)	
Perancangan Sistem Informasi Pendaftaran Mahasiswa Aktif Kembali di STMIK AMIKOM Yogyakarta.....	31-37
Eli Pujastuti (Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta)	
Sistem Pendukung Keputusan Penilaian Kinerja Dosen Sebagai Pemandu Usulan Kenaikan Jabatan Akademik.....	38-45
Indyah Hartami Santi ¹⁾ , Ema Utami ²⁾ , Armadyah Amborowati ³⁾ (¹⁾ Teknik Informatika Universitas Islam Balitar Blitar, ²⁾ Magister Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta, ³⁾ Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta)	
Perencanaan Strategis Sistem Informasi untuk Pengelolaan Kepemimpinan di Sekolah Muhammadiyah Kota Yogyakarta.....	46-52
Jefree Fahana ¹⁾ , Ema Utami ²⁾ , Armadyah Amborowati ³⁾ (¹⁾ Majelis Dikdasmen Pimpinan Wilayah Muhammadiyah D.I.Yogyakarta, ²⁾ Magister Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta, ³⁾ Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta)	
Analisis dan Perancangan Sistem E-Filing Standard Operating Procedure Menggunakan Five Core Workflow Rational Unified Proses.....	53-61
Lukman (Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta)	
Sistem Penunjang Keputusan untuk Seleksi Calon Guru Menggunakan Analytical Hierarchy Process (AHP).....	62-66
Mulia Sulistiyono (Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta)	

Sistem Pakar E-Tourism pada Dinas Pariwisata D.I.Y Menggunakan Metode Forward Chaining	67-75
Rizki Wahyudi ¹⁾ , Ema Utami ²⁾ , M. Rudyanto Arief ³⁾	
(¹⁾ AMIK-AKTAN “Boekittinggi”, ^{2,3)} Magister Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta)	
Indeks Penilaian Tingkat Kematangan (Maturity) IT Governance pada Manajemen Keamanan Layanan Teknologi Informasi.....	76-82
Robert Marco	
(Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta)	
Studi Deskriptif Pola Pemanfaatan Free Wi-Fi Berdasarkan Konten yang Diakses pada Mahasiswa STMIK AMIKOM Yogyakarta.....	83-87
Sri Mulyatun ¹⁾ , Sri Ngudi Wahyuni ²⁾	
(¹⁾ Manajemen Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta, ²⁾ Teknik Informatika STMIK AMIKOM Yogyakarta)	

IMPLEMENTASI ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOR DALAM MEMPREDIKSI POTENSI CALON KREDITUR DI KSP GALIH MANUNGGA

Agung Nugroho

Sistem Informasi STMIK AMIKOM Yogyakarta
email : agungnugroho@amikom.ac.id¹⁾

Abstraksi

Seiring pertumbuhan bisnis, kredit merupakan masalah yang menarik untuk diteliti. Beberapa riset dibidang komputer untuk mengurangi resiko kredit telah banyak dilakukan. Penelitian ini membahas algoritma k-Nearest Neighbor (k-nn) yang diterapkan pada data nasabah yang menggunakan jasa keuangan kredit di Koperasi Simpan Pinjam (KSP) Galih Manunggal. Dari hasil perhitungan *k-nearest neighbor* yang diterapkan pada data calon kreditur dengan menggunakan dasar pertimbangan data riwayat kreditur lama, hasil dengan nilai tertinggi akan dijadikan acuan penilaian potensi calon kreditur dalam membayar angsuran kredit.

Kata Kunci :

K-Nearest-Neighbour, Kredit, Algoritma, Angsuran, Resiko, Potensi

Abstract

As the growth of the business, credit is a problem that is interesting to study. Some research in the field of computers to reduce the credit risk has been widely performed. This study discusses the algorithm k-Nearest Neighbor (k-nn) were applied to the data of customers who use credit financial services in the "Credit Unions Galih Manunggal". From the calculation of k-Nearest Neighbor is applied to the data potential creditors using the basic consideration of creditors long history of data, the results with the highest scores will be used as a reference for potential penilaian potential creditors in paying loan installments.

Keywords :

K-Nearest-Neighbour, Credit, Algorithm, Loan, Risks, Potential

Pendahuluan

Ketika krisis ekonomi melanda Indonesia, koperasi dapat bertahan dan bahkan berkembang, khususnya Koperasi Simpan Pinjam (KSP). Ini merupakan bukti bahwa koperasi perlu diperkuat dan dipertahankan sebagai Lembaga Keuangan Mikro (LKM) agar selalu mampu melayani anggota dan masyarakat di sekitarnya. Usaha simpan pinjam juga menjadi cikal bakal pertumbuhan dan pengembangan Koperasi Simpan Pinjam di Indonesia dan usaha ini merupakan usaha dominan koperasi hingga saat ini. Banyak faktor yang harus dipertimbangkan dalam pemberian kredit kepada nasabah, agar tidak terjadi kesalahan dalam memberikan pinjaman yang dapat mengakibatkan kerugian. Meningkatnya teknologi informasi mengakibatkan data diproses secara cepat, tepat dan akurat untuk menghasilkan informasi yang dibutuhkan. Begitu juga pada dunia perkreditan di koperasi mengalami perkembangan yang pesat, terutama dalam proses pemberian kredit pada nasabah. Makin banyaknya para calon nasabah yang mengajukan kredit dengan kondisi ekonomi yang berbeda-beda, menuntut kejelian dalam pemberian kredit, sehingga keputusan yang diambil merupakan keputusan yang terbaik bagi pihak koperasi simpan pinjam dan pihak pemohon kredit.

Tinjauan Pustaka

Penelitian-penelitian sebelumnya yang telah dilakukan oleh Arief Jananto yaitu tentang "Perbandingan Performansi Algoritma Nearest Neighbor dan SLIQ untuk Prediksi Kinerja Akademik Mahasiswa Baru (Studi Kasus : Data Akademik Mahasiswa Fakultas Teknologi Informasi UNISBANK)". Sistem yang dihasilkan dari penelitian ini disimpulkan bahwa algoritma SLIQ dengan teknik pohon keputusan mempunyai tingkat akurasi prediksi yang lebih rendah dibandingkan dengan tingkat akurasi dari penggunaan algoritma nearest neighbor [1].

Selain itu ada juga dari penelitian yang dilakukan oleh Henny Leidiyana (2013), penelitian dengan judul "Penerapan Algoritma *k-nearest neighbor* Untuk Penentuan Resiko Kredit Kepemilikan Kendaraan Bermotor". Penelitian ini membahas algoritma *k-nearest neighbor* (k-nn) yang diterapkan pada data konsumen yang menggunakan jasa keuangan kredit kendaraan bermotor[2].

Selanjutnya ada penelitian dari Indra Hasan (2013) yang berjudul "Penerapan Algoritma *k-nearest neighbor* Untuk Prediksi Potensi Calon Kreditur Di XYZ Finance". Tujuan dari penelitian ini adalah menerapkan metode Mining Classification Rule dengan Algoritma *k-nearest neighbor* terhadap data transaksi pembayaran kredit dan data

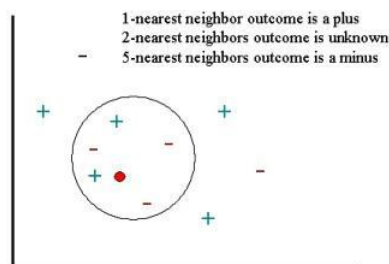
karakteristik kreditur lama untuk prediksi potensi calon kreditur pada XYZ Finance[3].

Dilihat dari literatur penelitian-penelitian sebelumnya yang sudah berjalan, penelitian ini nantinya akan mengadopsi dari penelitian sebelumnya yang digunakan sebagai acuan untuk membangun sebuah aplikasi data mining sederhana dengan mengimplementasikan algoritma *k-nearest neighbor*, membandingkan hasil kinerja (performansi) dari aplikasi yang dibangun tersebut dengan aplikasi sejenis lain yang telah peneliti buat sebelumnya. Dengan gambaran seperti ini diharapkan nantinya sistem ini dapat bermanfaat dalam membantu memprediksi potensi calon kreditur di KSP Galih Manunggal.

Algoritma K-Neareat Neighbour

Algoritma *k-nearest neighbour (k-nn)* adalah algoritma klasifikasi data sederhana dimana penghitungan jarak terpendek dijadikan ukuran untuk mengklasifikasikan suatu kasus baru berdasarkan ukuran kemiripan. Algoritma *k-nn* tergolong dalam algoritma supervised yaitu proses pembentukan algoritma diperoleh melalui proses pembelajaran (*learning*) pada *record-record* lama yang sudah terklasifikasi dan hasil pembelajaran tersebut dipakai untuk mengklasifikasikan record baru dengan output yang belum diketahui [4].

Dalam algoritma *k-nn* sebuah data baru diklasifikasikan berdasarkan jarak data baru tersebut dengan tingkat kemiripan data baru terdekat terhadap data pola. Jumlah data tetangga terdekat ditentukan dan dinyatakan dengan *k*. Misalkan ditentukan *k*=1, maka kasus ini hanya diklasifikasikan untuk satu data dari tetangga terdekat. Jika nilai *k* didefinisikan berbeda oleh user, misal *k*=5 maka kasus dengan 5 jarak terpendek dipilih, kemudian diklasifikasi berdasarkan instance kelas target dimana kasus dengan jumlah mayoritas instance kelas target ditentukan sebagai klasifikasi untuk kasus baru. Representasi *k*-NN dengan nilai *k*=1, *k*=2 dan *k*=5 dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Prediksi nilai *k* dalam *k-nn*

Keterangan :

Jika 1-nearest neighbour maka hasil +

Jika 2-neareast neighbour maka hasil tidak diketahui

Jika 5-nearest neighbour maka hasil -

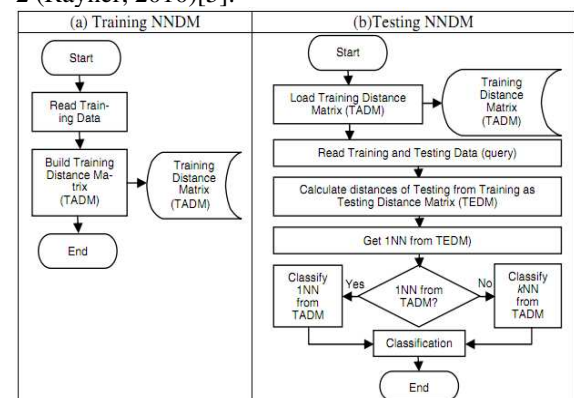
Untuk lebih jelas melihat hubungan antara data mining Penentuan nilai *k* terbaik tergantung pada data. Nilai *k* yang tinggi bisa mengurangi efek noise pada klasifikasi, tetapi membuat batasan antara setiap

kelas menjadi kabur. Sedangkan penentuan nilai *k*=1 belum tentu bisa menjawab permasalahan data mining dalam hal ini tingkat validitas. Nilai *k* terbaik dapat dipilih dengan optimasi parameter, misalnya dengan menggunakan *k-fold cross validation*. Untuk membedakan nilai *k* pada *cross validation* dengan nilai *k* pada *k-NN*, maka digunakan *n-fold cross validation* untuk mengacu kepada istilah yang sama yaitu *k-fold cross validation* [5].

Teknik Klasifikasi (Mining Classification Rule)

Klasifikasi merupakan proses untuk menempatkan suatu objek ke dalam suatu kategori/kelas yang sudah didefinisikan sebelumnya berdasarkan model tertentu. Data mining merupakan penjelasan tentang masa lalu dan prediksi masa depan berdasarkan analisa pada sekelompok data. Secara umum, proses klasifikasi dimulai dengan diberikannya sejumlah data yang menjadi acuan untuk membuat aturan klasifikasi data [5]. Data-data ini biasa disebut dengan training sets. Dari training sets tersebut kemudian dibuat suatu model untuk mengklasifikasikan data. Model tersebut kemudian digunakan sebagai acuan untuk mengklasifikasikan data-data yang belum diketahui kelasnya yang biasa disebut dengan datatest set.

Dalam proses klasifikasi terdapat dua tahap yang harus dilewati yaitu tahap learning dan testing. Pada tahap learning sebagian data yang telah diketahui kelas datanya (data training) digunakan untuk membentuk model perkiraan. Pada tahap testing, model perkiraan yang sudah terbentuk diuji dengan sebagian data lainnya (data testing) untuk mengetahui akurasi dari model tersebut. Bila akurasinya dapat diterima maka model ini dapat dipakai untuk prediksi kelas data yang belum diketahui. Tahapan proses klasifikasi dengan *k*-NN seperti terlihat pada Gambar. 2 (Rayner, 2010)[5].



Gambar 2. Tahapan Proses Klasifikasi *k*-NN (Sumber: Rayner, 2010)

Proses klasifikasi didasarkan pada empat komponen (Gorunescu, 2011) [5]:

a. Kelas

Variabel dependen yang berupa kategorikal yang merepresentasikan 'label' yang terdapat pada objek. Contohnya: resiko

penyakit jantung, resiko kredit, customer loyalty, jenis gempa.

b. Predictor

Variabel independen yang direpresentasikan oleh karakteristik (atribut) data. Contohnya: merokok, minum alkohol, tekanan darah, tabungan, aset, gaji.

c. Training dataset

Satu set data yang berisi nilai dari kedua komponen di atas yang digunakan untuk menentukan kelas yang cocok berdasarkan predictor.

d. Testing dataset

Berisi data baru yang akan diklasifikasikan oleh model yang telah dibuat dan akurasi klasifikasi dievaluasi.

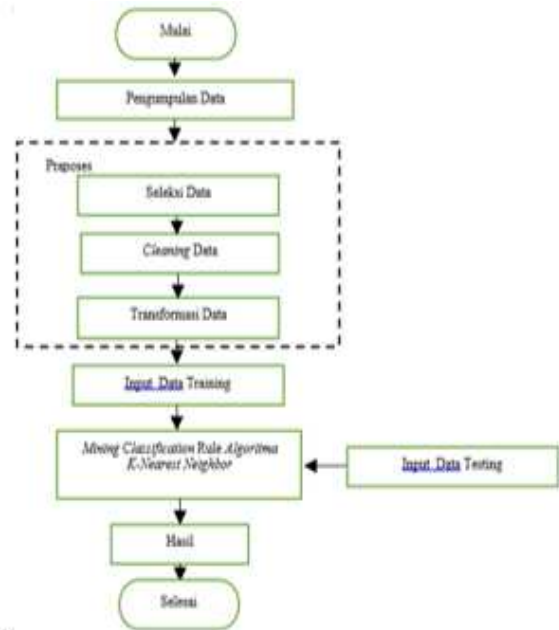
Definisi Koperasi Simpan Pinjam (KSP)

Terdapat dua bentuk Koperasi Simpan Pinjam yang dikembangkan oleh Kementerian Negara Koperasi dan UKM yaitu : (1) Koperasi Simpan Pinjam disebut KSP yang melaksanakan kegiatan usahanya hanya usaha simpan pinjam, dan (2) Unit Simpan Pinjam disebut USP adalah unit usaha yang dibentuk dalam suatu koperasi sebagai bagian dari kegiatan usaha koperasi melakukan kegiatan usaha simpan pinjam (PP No. 9 Thn 1995)[6].

Selain koperasi tersebut terdapat Koperasi Kredit (Credit Union) yang masuk ke Indonesia pada tahun 1950. Koperasi Kredit (Kopdit) mempunyai kegiatan simpan pinjam sama dengan KSP/USP yang dikembangkan oleh Kementerian Negara Koperasi dan UKM tersebut. Koperasi Kredit dimiliki oleh sekumpulan orang dalam suatu ikatan pemersatu, bersepakat untuk menabungkan uang mereka sehingga menciptakan modal bersama guna dipinjamkan diantara sesama mereka untuk tujuan produktif dan kesejahteraan anggotanya. Tujuan produktif dan kesejahteraan berarti bahwa pinjaman hanya diberikan untuk kebutuhan anggota dimanfaatkan untuk usaha-usaha yang bisa meningkatkan penghasilan atau usaha stabilitas kehidupan para anggota. Artinya pinjaman tidak bisa diberikan untuk tujuan konsumtif ataupun spekulatif[6].

Metode Penelitian

Dalam mengimplementasikan algoritma k-nn dalam memprediksi potensi calon kreditur dibutuhkan data training dan data testing. Data training sebagai dasar perbandingan dengan data testing yang variabelnya sudah ditentukan melalui beberapa tahap yaitu tahap seleksi, *cleaning*, dan transformasi untuk menentukan kelas yang sudah ditentukan. Alur penelitian selanjutnya dapat dilihat pada Gambar. 3 berikut ini[4].



Gambar 3. Kerangka Proses Data Mining

Hasil dan Pembahasan

1. Pengumpulan Data

Berdasarkan hasil pengamatan dilapangan diperoleh bahwa data debitur KSP Galih Manunggal terdiri dari tiga subpopulasi, yaitu debitur yang pengembaliannya lancar, kurang lancar dan tidak lancar.

2. Seleksi Data

Jumlah populasi pada penelitian ini adalah 45 yang nantinya akan dibagi menjadi tiga subpopulasi. Untuk masing-masing subpopulasi yaitu 15 orang mewakili subpopulasi debitur yang lancar, 15 orang mewakili subpopulasi kurang lancar, dan 15 orang mewakili subpopulasi yang tidak lancar. Penentuan pengambilan jumlah subpopulasi sampel tersebut berdasarkan sampel proporsional. Menurut Margono (2004) sampel proporsional menunjuk kepada perbandingan penarikan sampel dari beberapa subpopulasi yang tidak sama jumlahnya. Pada penelitian ini menggunakan proporsi 50% : 50% karena perbandingan proporsi tersebut adalah perbandingan paling maksimal[4].

Pengelompokan status kredit disesuaikan dengan data histori data pembayaran berdasarkan tunggakan kreditur. Dimana rentang penilaian status berdasarkan tunggakan, Tabel 1 berikut adalah tabel pengelompokan status kredit.

Tabel 1. Status Nasabah

Tunggakan	Status
0-3 x tunggakan	Lancar
4-5 x tunggakan	Kurang lancar
>5 x tunggakan	Tidak Lancar

3. Cleaning Data

Faktor-faktor yang digunakan dalam penilaian kelayakan kredit ini berdasarkan peraturan yang sudah ada di KSP Galih Manunggal. Penentuan atribut didasarkan pada atribut yang berpengaruh untuk penilaian kredit KSP Galih Manunggal. Atribut-atribut yang nantinya dipakai untuk penilaian kelayakan kredit dipaparkan di dalam Tabel 2 tabel variable penilaian berikut:

Tabel 2. Variable Penilaian

No	Atribut	Sub-Atribut
1	Penghasilan Perbulan	>angsuran = angsuran <angsuran
2	Pekerjaan	PNS Pengusaha Swasta Petani
3	Nilai Jaminan	> Jumlah Pinjaman = Jumlah Pinjaman < Jumlah Pinjaman
4	Jumlah tanggungan	0 1-2 > 2
5	Pendidikan terakhir	S1/S2 SLTA SLTP SD
6	Usia	< 20 20 - 50 > 50
7	Status Pernikahan	Menikah Belum menikah Janda/Duda

4. Transformasi Data

Pada tahap ini yang pertama kali dilakukan adalah mendefinisikan bobot tiap-tiap atribut pada data training. Tabel 3 berisi data bobot tiap-tiap atribut yang sudah di definisikan berdasarkan kepentingannya.

Tabel 3. Bobot Atribut

Nama Atribut	Tingkat Kepentingan	Bobot
Penghasilan Perbulan	1	0,370
Pekerjaan	2	0,228
Nilai Jaminan	3	0,156
Tanggungan Keluarga	4	0,109
Pendidikan Terakhir	5	0,073
Usia	6	0,044
Status Pernikahan	7	0,020

Setelah bobot tiap-tiap atribut didefinisikan, kedekatan antara nilai-nilai dalam atribut juga didefinisikan. Berikut Tabel 4 adalah salah satu tabel pendefinisian kedekatan antara nilai-nilai dalam atribut :

Tabel 4. Bobot Atribut Penghasilan Perbulan

Sub-Atribut	Bobot
>angsuran	0,611

=angsuran	0,278
<angsuran	0,111

Setelah mendefinisikan sub-atribut dari atribut penghasilan, kemudian dilakukan perbandingan antar nilai atribut yang sudah ditentukan kedekatannya berdasarkan penilaian pihak perusahaan. Tabel 5 berikut berikut berisi hasil kedekatan nilai dari atribut penghasilan.

Tabel 5. Perbandingan Nilai Atribut Penghasilan

	>angsuran	=angsuran	<angsuran
>angsuran	1	0,45	0,18
=angsuran	0,45	1	0,39
<angsuran	0,18	0,39	1

5. Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor

Setelah mendefinisikan bobot semua atribut, selanjutnya menerapkan algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) untuk memprediksi potensi calon kreditur. Tabel 6 berikut adalah contoh data training yang berisi 3 data training A1, C1, dan A3.

Tabel 6. Contoh Data Training

Data Training	Penghasilan	Pekerjaan	Jaminan	Tanggungan	Pendidikan	Usia	Status Pernikahan	Status
A1	=angsuran	pengusaha	>pinjaman	1-2	SMA	20-50	Menikah	Lancar
C1	=angsuran	petani	=pinjaman	>2	SMA	20-50	Menikah	Lancar
A3	<angsuran	petani	=pinjaman	>2	SD	>50	Janda/duda	Tidak lancar

Sebagai contoh perhitungan k-nn , diambil salah satu data testing dari data training untuk dicari kebenaran dan keakuratan perhitungan algoritma k-nn. Tabel 8 berikut adalah contoh data testing dengan nomer data testing B1.

Tabel 8. Contoh Data Testing

Data Training	Penghasilan	Pekerjaan	Jaminan	Tanggungan	Pendidikan	Usia	Status Pernikahan	Status
B1	>angsuran	Swasta	=pinjaman	0	Universitas	20-50	Belum menikah	Lancar

Nilai kedekatan kasus B1 dengan kasus lama A1 bisa dilihat pada tabel 10 dibawah ini.

Tabel 10. Nilai Kedekatan Data B1 Dengan Data A1

No	Nama Atribut	Bobot Atribut	Kedekatan nilai atribut
1	Pendapatan Perbulan	0,370	0,45
2	Pekerjaan	0,228	0,54
3	Nilai Jaminan	0,156	0,45
4	Tanggungan keluarga	0,109	0,45
5	Pendidikan Terakhir	0,073	0,52
6	Usia	0,044	1
7	Status Pernikahan	0,020	0,18

Setelah diketahui nilai kedekatan antar atribut kasus baru dengan kasus lama satu per-satu.

Kemudian dilakukan perhitungan yang pertama, mencari nilai keseluruhan kedekatan kasus tersebut yaitu kasus B1 dan kasus A1. Tabel 11 dibawah ini similitary kedekatan kasus A1 dan B1.

Tabel 11. Similitary Kasus A1 Dengan B1

Similarity
$\begin{aligned} & [(0,45*0,370)+(0,54*0,228)+(0,45*0,156)+(0,45*0,109) \\ & +(0,52*0,079)+(1*0,044)+ \\ & (0,18*0,020)]/(0,370+0,228+0,156+0,109+0,073+0,044+0,020) \\ & (0,1665+0,123+0,0702+0,04905+ \\ & 0,04108+0,044+0,0036) /1 \\ & \mathbf{0,49743} \end{aligned}$

Nilai kedekatan kasus B1 dengan kasus lama C1 bisa dilihat pada tabel 12 dibawah ini.

Tabel 12. Nilai Kedekatan Data B1 Dengan Data C1

No	Nama Atribut	Bobot Atribut	Kedekatan nilai atribut
1	Pendapatan Perbulan	0,370	0,45
2	Pekerjaan	0,228	0,43
3	Nilai Jaminan	0,156	1
4	Jumlah Tanggungan	0,109	0,18
5	Pendidikan Terakhir	0,073	0,52
6	Usia	0,044	1
7	Status Pernikahan	0,020	0,18

Perhitungan yang kedua, mencari nilai keseluruhan kedekatan kasus B1 dan kasus C1. Tabel 13 dibawah ini similitary kedekatan kasus B1 dan C1.

Tabel 13. Similitary B1 dan C1

Similarity
$\begin{aligned} & [(0,45*0,370)+(0,43*0,228)+(1*0,156)+(0,18*0,109)+(\\ & 0,52*0,073)+(1*0,044)+(0,18*0,020)]/(0,370+0,228+0, \\ & 156+0,109+0,073+0,044+0,020) \\ & (0,1665+0,09804+0,156+0,01962+ \\ & 0,03796+0,044+0,0036) /1 \\ & \mathbf{0,52572} \end{aligned}$

Nilai kedekatan kasus B1 dengan kasus lama A3 bisa dilihat pada tabel 14 dibawah ini.

Tabel 14. Nilai Kedekatan Data B1 Dengan Data A3

No	Nama Atribut	Bobot Atribut	Kedekatan Nilai Atribut
1	Pendapatan	0,370	0,18
2	Pekerjaan	0,228	0,43
3	Nilai Jaminan	0,156	1
4	Jumlah Tanggungan	0,109	0,18
5	Pendidikan	0,073	0,12
6	Usia	0,044	0,45
7	Status Pernikahan	0,020	0,39

Perhitungan yang ketiga, mencari nilai keseluruhan kedekatan kasus B1 dan kasus A3. Tabel 15 dibawah ini similitary kedekatan kasus B1 dengan A3.

Tabel 15. Similitary Kasus B1 dengan A3

Similarity
$\begin{aligned} & [(0,18*0,370)+(0,43*0,228)+(1*0,156)+ \\ & (0,18*0,109)+(0,12*0,073)+(0,45*0,044)+ \\ & (0,39*0,020)]/(0,370+0,228+0,156+0,109+0,073+ \\ & 0,044+0,020) \\ & (0,0666+0,09804+0,156+0,01962 \\ & +0,00876+0,0198+0,0078)/1 \\ & \mathbf{0,37662} \end{aligned}$

Berdasarkan hasil perhitungan dari perhitungan 1, 2, dan 3 diatas, maka klasifikasi dari kasus A1 dengan C1 menghasilkan nilai yang paling tinggi, sehingga data testing A1 dijadikan acuan penilaian pertimbangan penerimaan kredit, dan diprediksi akan lancar dalam pengembaliannya.

Kesimpulan dan Saran

Dari hasil penelitian ini dihasilkan beberapa point kesimpulan sebagai berikut :

- 1) Algoritma k-nearest neighbor yang diterapkan untuk memprediksi potensi calon kreditur di KSP Galih Manunggal dengan memanfaatkan data riwayat transaksi pembayaran kredit nasabah lama menggunakan 7 variabel penilaian yaitu penghasilan, pekerjaan, jaminan, tanggungan keluarga, pendidikan, usia, dan status pernikahan.
- 2) Dari hasil perhitungan perbandingan kasus baru dengan kasus lama, nilai kedekatan tertinggi dijadikan sebagai acuan penilaian potensi calon kreditur berdasarkan status kredit yang dimiliki oleh kasus lama.

Akan lebih baik jika penelitian ini bisa dikembangkan menjadi sistem yang aplikatif, sehingga bisa digunakan sebagai alat menentukan kelayakan kredit yang mudah digunakan oleh pihak KSP Galih Manunggal.

Daftar Pustaka

- [1] Jananto, A., 2010. Perbandingan Performansi Algoritma Nearest Neighbor dan SLIQ untuk Prediksi Kinerja Akademik Mahasiswa Baru (Studi Kasus :Data Akademik Mahasiswa Fakultas Teknologi Informasi UNISBANK)., Jurnal Teknologi Informasi DINAMIK Volume XV, No.2, Juli 2010 : 157-169.
- [2] Leidiyana, H., 2013, Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor Untuk Penentuan Resiko Kredit Kepemilikan Kendaraan Bermotor, Jurnal Penelitian Ilmu Komputer, *System Embedded & Logic*, 1(1) : 65-76
- [3] Hasan, I., 2014. Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor untuk Prediksi Potensi Calon Kreditur di XYZ Finance, Konferensi Nasional Sistem Informasi

- 2014, STMIK Dipanegara Makassar 27 Feb – 01 Mar 2014
- [4] Nugroho, A., 2014 Sistem Pendukung Keputusan Penerimaan KUR PT.Bank Rakyat Indonesia Unit Kaliangkrik, Citec Journal, Vol. 2, No. 1, November 2014 – Januari 2015 ISSN: 2354-5771
 - [5] Pandie, E.S.Y., 2012, Sistem Informasi Pengambilan Keputusan Pengajuan Kredit Dengan Algoritma K-Nearest Neighbour (Studi Kasus: Koperasi Simpan Pinjam), Tesis, Magister Sistem Informasi, Universitas Diponegoro, Semarang.
 - [6] Analisa Komparatif antara Koperasi Simpan Pinjam (KSP) dan Koperasi Kredit (Kopdit), International Co-operative Alliance, 2001. Jatidiri Koperasi. ICA Co-operative Identity Statement Prinsip-prinsip Koperasi Untuk Abad Ke-21. Terjemahan Pengantar Ibnoe Soedjono. LSP2I.